

基于不同类型小波变换的 SAR 与可见光 图像融合研究*

李晖晖 郭 雷 刘 航

(西北工业大学自动化学院, 西安 710072)

摘 要 利用具有不同变换形式及不同小波基的小波变换对合成孔径雷达与可见光图像进行融合实验,研究了不同类型小波变换的特征,对融合实验结果进行了分析和比较,综合实验结果和计算复杂度两个方面考虑进行性能评价,为不同的应用场合下正确选择适合合成孔径雷达与可见光图像融合的小波变换类型提供了理论依据.

关键词 图像融合; Mallat 算法; \hat{a} trous 算法; 小波基; 计算复杂度

中图分类号 TP391 **文献标识码** A

0 引言

合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, 简称 SAR)可得到的信息与可见光得到的信息有所不同. 可见光得到的信息取决于物体表层分子的谐振特性,而 SAR 波段所得到的信息则取决于物体的几何特性和介电特性. 因此,将 SAR 与可见光图像进行数据融合,可以获得地物的多层次特性,进一步揭示地物的本质特征. 由于 SAR 图像的成像机理与波谱特性与可见光完全不同,当采用某些传统的图像融合方法,如 IHS、PCA、HPF 等方法往往不能得到较好的结果,而具有多分辨率特征的小波变换能够把图像分解到不同尺度下,便于分析源图像的近似信息和细节信息,其分解过程与人类视觉系统分层理解的特点非常类似,因此可以有选择的挑选图像中的细节纹理信息,得到较好的融合结果^[1~4].

选择不同的小波变换形式对融合性能有着重要的影响^[5~8],小波基的正交性、对称性、紧支撑、正则性等性质也会影响依赖于某一类特定应用的图像融合算法性能^[9,10]. 在遥感图像融合领域,对小波变换形式或小波基的选择缺乏全面、系统的研究、比较与分析,而且,许多研究仅仅以融合结果的性能指标作为判断算法优劣的唯一标准,没有结合计算复杂度考虑. 实际上,遥感技术的迅猛发展提供了海量的多源图像数据,面对大量的信息,如果运算速度慢,耗费大量存储空间,运行时间长,那么即使能够获得较好的融合效果,也无法满足系统实时性要求. 本文在研究了不同小波变换特点的基础上,分析了不同分解形式、不同小波基的小波变换对 SAR 图像与可见光图像融合性能指标的影响,综合融合效果和

计算复杂度考虑,建立适合于 SAR 图像与可见光图像融合的小波变换形式.

1 不同类型的小波变换

1.1 小波变换形式

目前在图像融合中主要采用两种小波变换形式,一种是经典的二维离散小波变换,即 Mallat 算法^[11],另一种是冗余的二维离散小波变换, \hat{a} trous 算法^[11]就属于后一种. \hat{a} trous 算法是将原始图像分解成一幅逼近图像和代表不同分辨率下细节信息的若干层小波面. 各层小波面及逼近图像的像素空间与原图像相同,避免了数据量随分解层数增加而减少的现象,因此与正交分解不同,每一尺度层均有冗余信息,使得融合过程可以逐层跟踪图像中的重要特征. 另外,由于没有分解时抽取和重构时插值的操作,因此与 Mallat 算法不同,具有位移不变性(线性相位),减少或避免引入虚假信息. 由以上特点可以看出, \hat{a} trous 算法是一种冗余的、位移不变的、非降维的、平稳的小波变换.

Mallat 算法不管分解多少层,逼近图像和细节图像合起来像素尺寸和原始图像相同,而对一幅图像进行 \hat{a} trous 变换后,分解一层得到一幅逼近图像和三幅分别为垂直方向、水平方向和 45° 角方向的小波面,每一幅图像都与原始图像像素尺寸相同,继续对逼近图像分解,分解两层则会得到一幅逼近图像和六幅小波面,依次类推,因此在实现的时候需要的存储空间远远大于 Mallat 算法,特别是当分解层数比较大的时候.

1.2 小波基

工程中常用的有两类小波基,Db 正交系列和 Bior 双正交系列,表 1 列出了这两类小波基的基本特性. 详见文献^[11].

* 国家自然科学基金资助(60175001)

Tel: 029-88474129 Email: lihuih66@hotmail.com

收稿日期: 2005-05-18

表1 小波基特性

小波名称	正交/ 双正交	紧支撑区间 ¹⁾	对称性	消失矩 阶数
BiorNr, Nd	否/是	2Nr+1, 2Nd+1	是	Nr ²⁾
DbN	是/是	2N-1	否(db1 除外)	N

1) Nr 和 Nd 中 r, d 分别代表重构和分解

2) 该值表示分解滤波器的消失矩阶数

小波基的正交性限定了分解和重构中低通、高通滤波器的正交关系,使数学分析更为简单,工程实现更为方便,通常只要设计出其中一个滤波器,就可以得到其余三个滤波器。但是,除了 Haar 小波外,一切具有紧支集的规范正交小波基都不可能是对称或反对称的^[12],因此不具有线性相位。双正交小波基取消了正交条件,对应的小波函数具有对称性,可以构成具有线性相位的双正交滤波器组。当采用不具有线性相位的小波基对图像进行分解并处理图像时,有可能因为部分携带能量小的小波变换系数被忽略而导致重构图像的扭曲失真,特别是在利用小波变换降噪,或利用小波变换压缩时,线性相位的小波往往能够得到更高的重构准确度。图像融合是将不同图像的小波系数进行融合,小波系数的变化本身就会引入失真,这种失真的程度远大于非线性相位小波基所带来的失真程度(在图像已经精确配准的前提下),因此,线性相位特性对融合存在一定的影响,但不会产生较大的影响。

对小波紧支集的要求保证了优良的时-频局部特性,也利于算法的实现。

小波的消失矩定义如下:对于 $0 \leq k \leq p$, 如果 $\Psi(t)$ 满足

$$\int_{-\infty}^{+\infty} t^k \Psi(t) dt = 0 \quad (1)$$

则称 $\Psi(t)$ 具有 p 阶消失矩。消失矩的大小决定了用小波逼近光滑函数的收敛率。当图像光滑时,越大的消失矩将导致精细尺度下的高频系数越小,小波分解后的图像能量更集中。从小波分析理论上讲,小波变换是信息保持型的变换,变换前后信息量不变,因此,随着消失矩的变化,其在正变换过程中对于不同频率的信息量在低频图像和高频图像中的分配就会随之改变,对融合过程会产生一定的影响。

正则性描述了函数的平滑程度。定义如下:设函数 $\Psi(t)$ 的 N 阶导数存在,对任意 $t, \beta \in \mathbb{R}$, 若有

$$|\Psi^{(N)}(t+\beta) - \Psi^{(N)}(t)| < c|\beta|^\alpha \quad (2)$$

式中: $0 < \alpha < 1$, c 是与 t, β 无关的常量,那么称 $\Psi(t)$ 具有 $N+\alpha$ 阶正则性。根据定义,若 $\Psi(t)$ 具有 $N+\alpha$ 阶正则性,则 $\Psi(t)$ 具有 N 阶连续导数。正则性越高,函数的平滑程度越好。平滑性关系到频率分辨率的高低,如果平滑性差,则随着变换级数的增加,原来平滑的输入信号将很快出现不连续性,导致重

建时失真。因此,对小波正则性的要求是为了获得更好的重构信号。消失矩和正则性之间有很大的关系,对很多重要的小波(如样条小波, Db 小波等),随着消失矩的增加,小波的正则性变大,如 DbN 小波,当 N 较大时,大致按 $0.2N$ 的速度增加,但是不是所有小波都满足这样的规律。小波的正则性与滤波器的长度成正比,滤波器越长,支集越大,正则性越好,但小波变换的计算复杂度越高。

2 实验

实验数据采用经过校正、配准处理后的 Radarsat SAR 图像和 Landsat TM 红、绿、蓝三个波段合成的真彩色图像,见图 1。融合前首先将 SAR 图像分别与红、绿、蓝三个波段做直方图匹配,得到三幅匹配后的 SAR 图像,然后再与三个波段进行小波融合,针对两种小波分解形式和所有的小波基,采用同一种小波融合方法,即:小波分解层数取 3 层,融合规则是低频域采用可见光的低频部分,高频域采用最大绝对值选取。所有实验均在完全相同的软、硬件环境下实现,保证了实验和数据处理的合理性。

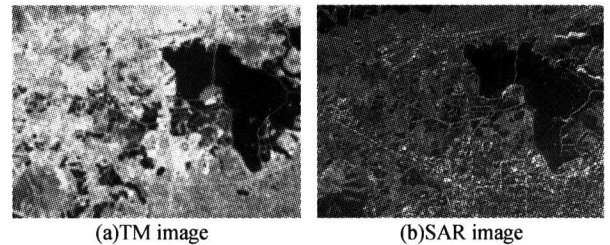


图1 实验图像

Fig. 1 Experimental images

图像的融合目的是为了最大限度的保留两幅图像中的重要信息,因此对 SAR 图像和 TM 图像来说,既要保留原 TM 图像中的地物光谱信息,又要引入 SAR 图像中的细节纹理信息,为了客观的评价图像融合结果,需要综合考虑这两方面的因素,实验选取了四个指标,包括:反映图像空间细节信息的熵和平均梯度(清晰度),反映光谱信息改变的相关系数与扭曲程度,定义如下:

1) 熵 图像熵值的大小反映了融合图像中所包含的平均信息量的大小,熵越大,所含信息越丰富,其定义为

$$H(x) = - \sum_{i=0}^{255} P_i \log_2 P_i \quad (3)$$

P_i 为图像 X 上像元亮度值为 i 的概率。

2) 清晰度

$$g = \frac{1}{n} \sum \sqrt{(\Delta I_x^2 + \Delta I_y^2) / 2} \quad (4)$$

式中: ΔI_x 与 ΔI_y 分别为 x 与 y 方向上的差分; n 为

图像大小.

3) 相关系数 反映了两幅的相关程度, 可用来表示多光谱图像的光谱信息的改变程度. 定义为

$$C(f, g) = \frac{\sum_{i,j} [(f_{i,j} - e_f)(g_{i,j} - e_g)]}{\sqrt{\sum_{i,j} [(f_{i,j} - e_f)^2] \sum_{i,j} [(g_{i,j} - e_g)^2]}} \quad (5)$$

式中, $f_{i,j}$ 和 $g_{i,j}$ 分别为融合前、后图像的灰度值; e_f 和 e_g 分别为两幅图像的均值.

4) 扭曲程度 直接反映了多光谱图像的光谱失真程度, 定义为

$$D = \frac{1}{n} \sum_i \sum_j |V'_{i,j} - V_{i,j}| \quad (6)$$

式中, n 为图像大小, $V'_{i,j}, V_{i,j}$ 分别为融合后和原始图像上 (i, j) 点的灰度值.

为简便起见, 所有得到的数据取三个波段的平均值进行比较.

2.1 融合结果比较

不同小波基与不同小波分解形式得到的融合结果见图 2.

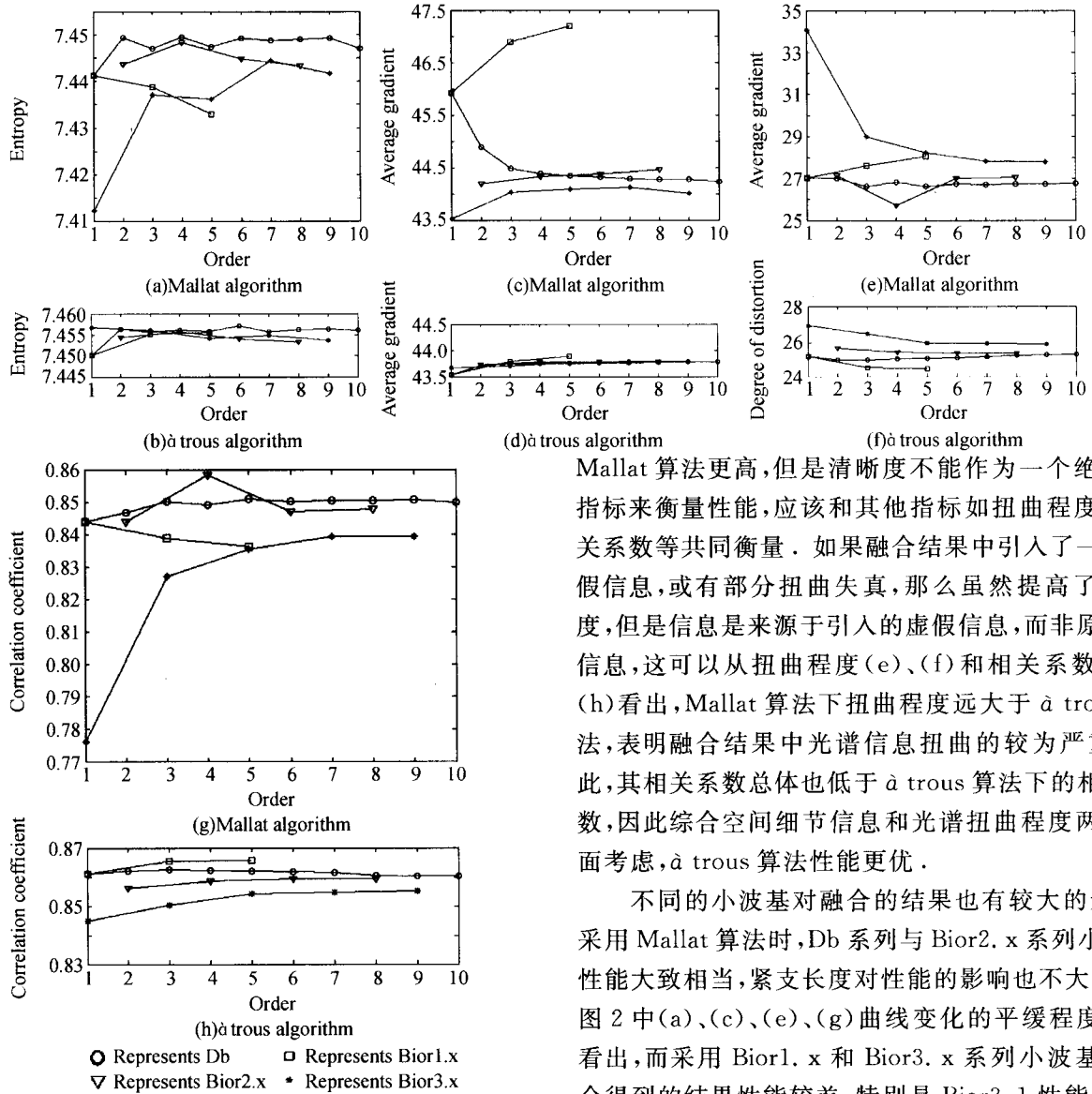


图 2 不同类型小波变换的融合性能比较
Fig. 2 Comparison of the performance of image fusion for different wavelet transform

从图 2 可以看出, 采用 à trous 算法的融合总体性能优于采用 Mallat 算法的融合. 如 (a)、(b), Mallat 算法下, 图像熵值在 7.412 到 7.450 的范围内, 而 à trous 算法下的图像熵值范围在 7.450 到 7.457, 说明 à trous 算法下融合图像包含了更多的信息量. 从 (c)、(d) 可以看出, 虽然清晰度指标

Mallat 算法更高, 但是清晰度不能作为一个绝对的指标来衡量性能, 应该和其他指标如扭曲程度或相关系数等共同衡量. 如果融合结果中引入了一些虚假信息, 或有部分扭曲失真, 那么虽然提高了清晰度, 但是信息是来源于引入的虚假信息, 而非原图的信息, 这可以从扭曲程度 (e)、(f) 和相关系数 (g)、(h) 看出, Mallat 算法下扭曲程度远大于 à trous 算法, 表明融合结果中光谱信息扭曲的较为严重, 因此, 其相关系数总体也低于 à trous 算法下的相关系数, 因此综合空间细节信息和光谱扭曲程度两个方面考虑, à trous 算法性能更优.

不同的小波基对融合的结果也有较大的影响, 采用 Mallat 算法时, Db 系列与 Bior2.x 系列小波基性能大致相当, 紧支长度对性能的影响也不大, 这从图 2 中 (a)、(c)、(e)、(g) 曲线变化的平缓程度可以看出, 而采用 Bior1.x 和 Bior3.x 系列小波基的融合得到的结果性能较差, 特别是 Bior3.1 性能最差, 无论是熵和清晰度, 还是扭曲程度和相关系数, 与其他小波基相比, 都有很大差距. 这主要是因为其分解和重构函数均具有很低的正则性, 函数平滑性差, 导致重构图像较大的扭曲失真, 表现在结果图像中出现了明显的方块效应, Bior1.3、Bior1.5 是因为其重构函数平滑性差, 因此性能也出现一定程度的下降 (清晰度的提高说明融合结果引入了较多的虚假信息, 见 (c) 图, 如方块效应), 可见, 小波基的平滑性

是图像处理应用中一个十分重要的考虑因素。另外,从视觉效果上看,融合图像小尺度的纹理清晰度随着小波基消失矩的增加而降低,大尺度的纹理则反之,这也反映了不同消失矩的小波基可以改变不同频率信息量在高频和低频图像中的分配,这可在具体应用中根据实际问题来进行小波基的选择。而小波基的其他特性如正交性、对称性、紧支性对融合结果性能的影响都不太大。

采用 \hat{a} trous 算法时,不同小波基之间的差异降到了非常小的程度,不管采用何种小波基,随着小波基阶次的升高,融合总体性能略有上升然后再略为下降并趋于稳定,当然, Bior3. x 小波基仍然呈现出最不好的性能。 \hat{a} trous 算法由于不抽取插值,属于一种冗余分解,可以利用更多的信息进行融合,避免丢失原图中的重要信息,因此算法的融合效果更好,不同小波基所带来的影响也随之减小。

2.2 计算复杂度

首先考虑其时间复杂度,以小波分解为例,重构情况类似。从两个方面进行考虑

1)小波分解形式:假设第一层分解时一个滤波器对整个图像进行一次卷积的计算复杂度为 N ,二抽取计算复杂度为 Δ ,由于二抽取操作使数据量减半,则 Mallat 算法分解第一层为

$$(1+1+0.5+0.5+0.5+0.5) \times N + \Delta = 4 \times N + \Delta \quad (7)$$

那么分解为第 k 层的计算复杂度为

$$(4 \times N + \Delta) / 4^{(k-1)} \quad (8)$$

\hat{a} trous 算法分解第一层为 $6 \times N$,分解为第 k 层的计算复杂度为 $k \times 6 \times N$ 。

2)滤波器长度:对图像中每个像素来讲,每次卷积计算的次数为 L 次乘法和 L 次加法, L 为滤波器长度,假设 1 次乘法和 1 次加法为一个运算单元,那么可以假设每个像素在每次滤波器卷积运算后运算量为 L ,所以, $N=L \times M$, M 为图像大小。例如对 Haar 小波来说,假如对一幅 256×256 图像进行一次滤波,则 $N=2 \times 256 \times 256$ 。需要注意的是 \hat{a} trous 算法每层分解滤波器系数间都要插入 $2^{k-1}-1$ 个零值,因此滤波器长度为 $L+(2^{k-1}-1) \times (L-1)$ 。

综上所述, Mallat 算法的计算复杂度为

$$C_{\text{Mallat}} = \sum_{k=1}^n (4 \times L \times M + \Delta) / 4^{(k-1)} \quad (9)$$

\hat{a} trous 算法的复杂度为

$$C_{\hat{a} \text{ trous}} = \sum_{k=1}^n 6 \times k \times [L + (2^{k-1} - 1) \times (L - 1)] \times M \quad (10)$$

Δ 二抽取运算量与卷积运算量相比较小,因此具体考虑时可以忽略不计。

其次考虑空间复杂度: Mallat 算法每次分解后图像大小保持不变,所有信息包括低频和低频信息均包括在原始图像大小内,因此不需要额外分配内存空间,而 \hat{a} trous 算法每一次分解生成的低频图像和低频图像均与原始图像尺寸相同,因此,一次分解会产生一幅低频图像和三幅高频图像,假如一幅原始图像所占内存为 M ,则 \hat{a} trous 算法分解一层需要 $4 \times M$ 内存空间,分解两层需要 $7 \times M$,分解 k 层需要 $(3 \times k + 1) \times M$ 内存空间。

3 结论

从以上实验结果和计算复杂度分析,如果在应用中实时性要求不高,对存储也没有过多限制,那么应该优先考虑融合性能更优的 \hat{a} trous 算法。反之,则应该优先考虑 Mallat 算法,因为随着其分解层数的增加, \hat{a} trous 算法计算量和所需的内存空间都会大大的增加。小波基采用 Db 系列中的 Db3~Db5,或者 Bior2. x 系列就可以满足性能要求,因为随着滤波器长度的增加,融合性能提高不大,计算量却增加,因此没有必要采用更长长度的滤波器,本实验中, Bior2. 2 得到了综合最好的融合效果。

在采用 \hat{a} trous 算法时,小波基除 Bior3. x 系列性能稍差外,其他都能得到较为满意的效果,为节省计算量,可以取长度最短的 Haar 小波基。另外, \hat{a} trous 算法的分解层数不宜大于三层,否则,会带来很大的计算量和内存空间消耗。

由于遥感图像数据的多样化和丰富性,在具体应用过程中,如果原始图像小尺度的纹理信息较多,则适宜采用消失矩较小的小波基,反之如果大尺度的纹理信息较多,则可考虑采用消失矩较大的小波基。

本文除了采用文中的图像进行实验,还采用了多幅 SAR 与可见光图像数据对进行了实验,得到的实验结果与本文结论基本一致。此外,针对其他类型的遥感图像融合应用如全色与多光谱图像融合可以参考本文结论。

参考文献

- 1 Chibani Y. Radar and panchromatic image fusion by means of the \hat{a} trous algorithm. Image and signal processing for remote sensing IX. *Proceedings of SPIE*, 2004, **5238**: 543~550
- 2 刘卫华,周利华. 基于小波概率估计的图像融合方法研究. 光子学报, 2004, **33**(1): 101~104
Liu W H, Zhou L H. *Acta Photonica Sinica*, 2004, **33**(1): 101~104
- 3 杨静,王岩飞,刘波. 一种新的非抽取提升结构小波变换图象融合方法. 光子学报, 2004, **33**(6): 728~731
Yang J, Wang Y F, Liu B. *Acta Photonica Sinica*, 2004,

- 33(6):728~731
- 4 那彦, 史林, 杨万海. 小波包变换与遥感图像融合. 光子学报, 2004, 33(6):736~738
Na Y, Shi L, Yang W H. *Acta Photonica Sinica*, 2004, 33(6):736~738
 - 5 Zhang Z, Blum R S. A categorization of multiscale-decomposition-based image fusion schemes with a performance study for a digital cameral application. *Proceedings of the IEEE*, 1999, 87(8):1315~1326
 - 6 Chibani Y, Houacine A. Redundant versus orthogonal wavelet decomposition for multisensor image fusion. *Pattern Recognition*, 2003, 36(4):879~887
 - 7 Muhammad S, Wachowicz M, Carvalh L. Evaluation of wavelet transform algorithms for multiresolution image fusion. *Proceedings of the International Conference on Information Fusion*, 2002, 3:1573~1580
 - 8 Rockinger O. Image sequence fusion using a shift-invariant wavelet transform. *Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing*, 1997, 3:288~291
 - 9 Vladimir B, Timo B. Assessment of the method-inherent distortions in wavelet fusion. *Proceedings of the Asian Conference on Remote Sensing*, 2004, 1:239~244
 - 10 Hong G, Zhang Y. The effects of different types of wavelets on image fusion. *Commission 4, XXth ISPRS Congress, Istanbul Turkey*, 2004, 35(7):12~23
 - 11 杨福生. 小波变换的工程分析与应用. 北京: 科学出版社, 1999. 66~68
Yang F S. *Engineering Analysis and Application of Wavelet Transform*. Beijing: Science Press, 1999. 66~68
 - 12 Daubechies I. Ten lectures on wavelets. Philadelphia: SIAM, 1992. 1~351

Evaluation of Multisensor Image Fusion Using Different Wavelet Transform

Li Huihui, Guo Lei, Liu Hang

College of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072

Received date: 2005-05-18

Abstract SAR and optical image fusion was performed using wavelet transforms with different decomposition schemes and wavelet basis. The characteristics of different wavelet transforms were considered. The performance of fusing results were compared and analyzed. Considering the conducted experiment and computational complexity, according to different applications, recommendations on choosing a particular wavelet transform to produce satisfactory fusion result in SAR and optical image fusion in different applications were given.

Keywords Image fusion; Mallat algorithm; à trous algorithm; Wavelet basis; Complexity



Li Huihui was born in 1974, in Sichuan, China. She graduated from Department of Automatic Control at Kunming University of Science and Technology and received the B. S. degree in 1996. After that, she graduated from the College of Automation in Northwestern Polytechnical University and received the M. S. degree in 2003. Now she is a Ph. D. candidate in Northwestern Polytechnical University. Her research interest focuses on multisource image fusion.